

生成型部分空間法を用いた車載カメラ映像中の路面標示認識

野田 雅文[†] 高橋 友和^{††} 井手 一郎[†] 目加田 慶人^{†††} 村瀬 洋[†][†] 名古屋大学大学院 〒 464-8603 名古屋市千種区不老町^{††} 岐阜聖徳学園大学 〒 500-8288 岐阜県岐阜市中鷗 1-38^{†††} 中京大学 〒 470-0393 愛知県豊田市貝津町床立 101E-mail: [†]{mnoda,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp,
^{†††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp

あらまし ITS 技術の普及に伴い交通環境を認識する研究が多く行われている。路面標示の認識もその 1 つである。本研究では、車載カメラによって撮影された路面標示を対象とした認識方法を提案する。車載カメラ映像中の路面標示には、カメラと路面標示の距離や角度、つまり幾何学的位置関係に依存する見えの変動が存在する。そのため実環境において認識が困難な場合が多い。本研究では見えの変動を考慮した学習画像を多数生成して学習を行う生成型学習を用いることで、見えの変動を含む路面標示の認識率の向上を図る。学習画像の生成過程において、実際に発生する見えの変動の要因を考察することで、路面標示のモデル化を行う。また、認識には部分空間法を用いる。実際に見えの変動を含む路面標示の認識実験を行うことによって、本手法の有効性を示した。

キーワード 路面標示認識, 生成型学習, 車載カメラ, 部分空間法

Recognition of Road Markers in In-Vehicle Camera Images using Subspace Method with Generative Learning

Masafumi NODA[†], Tomokazu TAKAHASHI^{††}, Ichiro IDE[†], Yoshihito MEKADA^{†††}, and Hiroshi MURASE[†][†] Nagoya University Furo-cho, Chikusa-ku, Nagoya, Aichi 464-8601 Japan^{††} Gifu Shotoku Gakuen University Nakauzura 1-38, Gifu, Gifu, 500-8288 Japan^{†††} Tokotate University Tokotate, Kaizu-cho, Toyota, Aichi, 470-0393 JapanE-mail: [†]{mnoda,ide,murase}@murase.m.is.nagoya-u.ac.jp, ^{††}ttakahashi@gifu.shotoku.ac.jp,
^{†††}y-mekada@sist.chukyo-u.ac.jp

Abstract As the ITS technology evolves, many works on recognition of the traffic circumstances. The recognition of road markers is one of them. In the paper, we propose a recognition method for road markers taken by an in-vehicle camera. A road marker in an in-vehicle camera image appears differently depending on the distance to the angle of the camera and the road marker, namely, geometrical position relation. Therefore, the recognition is difficult in a real environment. Our method attempts to improve the recognition ability of road markers under various conditions, by artificially generating numerous learning image considering change of appearance. We call this approach, “generative learning”. In the generation process of the learning images, we modulate a road marker by considering the factor of the change of appearance in real environment. For recognition, we used subspace method. The effectiveness of the proposed method was confirmed through a recognition experiment of actual road marker including changes of appearance.

Key words Recognition of Road Markers, Generative Learning, In-Vehicle Camera, Subspace Method

1. はじめに

ITS 技術の普及に伴い車載カメラなどのセンサ機器を用いて、交通環境を認識する研究が多く行われている。交通環境を認識することは、安全運転支援や市街地地図の作成・更新などに役立つと考えられる。一般的な舗装道路には車線境界や交差点の存在、進行方向、規制速度を指示する路面標示が多く印字されている。路面標示を認識することは、道路環境を理解する上で有用である。そこで本稿では、車載カメラから得られた画像(図1)中の路面標示を認識する手法を提案する。

路面標示認識の1つとして、車線境界を示す白線の認識が挙げられる。白線認識の手法には、ハフ変換などによって白線を多項式近似する手法[1]やスネークス法によって白線領域を検出・追跡する手法[2]などが挙げられる。これらの手法は、白線特有の画像特徴を用いているため、規制速度などの路面標示に対しては適用できない。これに対して、本研究では、それらの白線で囲まれる範囲、つまり、車線内に存在する路面標示を認識対象とする。そのような路面標示を対象とした認識の従来研究として、三宅らはニューラルネットワークとDP マッチングを用いた手法を提案している[3]。また、Liらは路面標示の形状情報をモーメント特徴で記述することにより認識を行っている[4]。これらの手法は路面標示の形状特徴を利用しているため、比較的自車近くに存在する形状が明瞭な路面標示を認識対象としている。これに対して、本研究ではより遠方の路面標示を認識することを目的とする。遠方の路面標示を認識できれば、交差点の早期検出によるブレーキングアシストなどの運転者支援が可能となる。

車載カメラ映像中の路面標示には、カメラと路面標示の距離や角度、つまり幾何学的位置関係に依存する見えの変動が存在する。通常、このような見えの変動は、道路が平面であるという性質から白線の情報等を用いて、車載カメラ映像を真上から見た画像に変換する射影変換を用いることによって低減することができる。射影変換パラメータの推定は、走行時の車両の姿勢変化や車線内での走行位置の変化に対応するために、フレームごとに毎回行う必要がある。しかしながら、他車両などの遮蔽物の存在、天候などによる照明条件変化などにより、必ずしも白線の情報が利用できるとは限らない。さらに、そもそも白線が存在しない道路も多く存在するため、路面標示認識のために射影変換のパラメータを常に推定することは現実的ではない。また、遠方の路面標示を対象とする場合には、解像度が極端に低下するため、射影変換を行ったとしても認識が困難であるという問題がある。

そこで、本稿ではカメラと路面標示との幾何学的位置関係の違いによる見えの変動をモデル化することにより、射影変換パラメータに依存せずに路面標示を認識する手法を提案する。認識には部分空間法を用い、学習段階で路面標示の原画像から多数の画像を生成することで学習を行う生成型学習[6]を用いる。生成型学習では、認識対象の見えの変動を現実的に則してモデル化することが重要である。そのため、本稿では路面標示を車載カメラで撮影する際に発生する見えの変動要因のモデル化につ

いて検討する。

以下、2節で生成型学習を用いるにあたって路面標示の見えの変動の原因について考察し、生成モデルを提案する。3節では認識手法について述べる。提案手法を用いた実験を4節で行い、5節で全体をまとめる。



図1: 車載カメラ映像

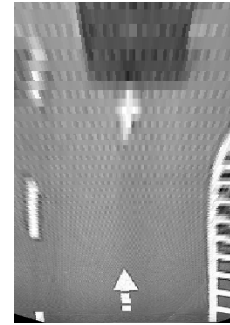


図2: 道路平面画像

2. 路面標示に対する生成型学習

本手法では、認識手法として変形に比較的頑健である部分空間法を用いる。部分空間法では、認識時と同じ環境で学習画像を収集することが認識結果を大きく向上させる。このためには認識対象の画像を実環境から数多く収集する必要があるが、膨大なコストがかかる。一方、基準となる原画像から実際に起こりうる変動を仮定した学習画像を多量に自動生成できれば収集のコストを削減することができる。このように原画像から生成した画像を用いて学習を行う手法を生成型学習と呼ぶ。生成型学習を用いた従来研究である低解像度道路標識認識[7]では、実環境における道路標識の生成モデルを提案することで、実画像を収集することなく精度良い認識が可能であることを示している。本研究では、これと同じ枠組みで用い、路面標示に対する生成モデルを提案する。

まず、車載カメラ映像中の路面標示における見えの変動の要因を考察し、それから生成モデルを提案する。そして、提案した生成モデルを用いて学習を行い、部分空間を作成する。

2.1 車載カメラ映像中の路面標示における見えの変動

本節では、車載カメラ映像中の路面標示に発生する見えの変動の要因について考察を行う。車載カメラが図3のように取り付けられているとする。この時車載カメラのパラメータは、高さ $h(m)$ 、姿勢(ロール角 $\theta_r(rad)$ 、ピッチ角 $\theta_p(rad)$ 、ヨー角 $\theta_y(rad)$)で表せる(図4)。また、車載カメラから路面標示までの距離を $d(m)$ で表す。

はじめに道路が平坦であり、車載カメラが設置された高さ、姿勢が既知であると仮定する。これらのパラメータから求められる射影変換行列を用いることで、射影変換行列によって車載カメラ映像中の道路を擬似的に真上から見た画像に変換することができる。本稿ではこれを道路平面画像(図2)と呼ぶ。提案手法では処理の簡略を目的として、道路平面画像を処理の対象とする。この場合、自車の道路平面に対する姿勢が一定であるならば、カメラに対する路面標示のヨー角の変化による見え

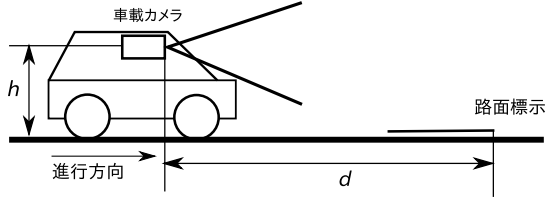


図 3: 車載カメラと路面標示の関係

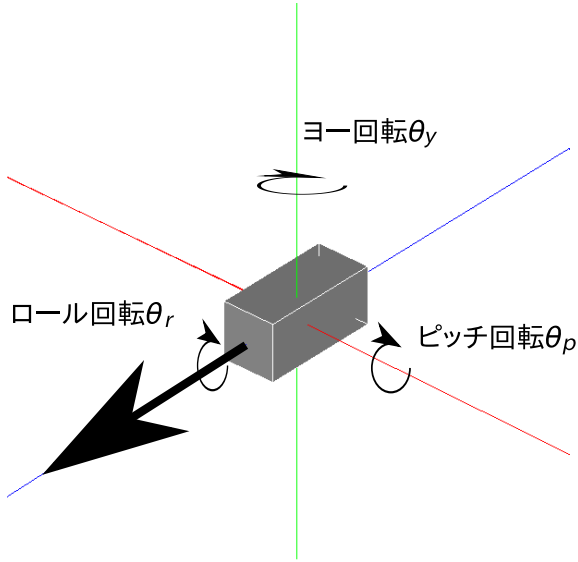


図 4: 車載カメラの回転モデル

の変動のみを考えれば良い。しかしながら、実際には、道路の凹凸、勾配、自車の加減速、ハンドル操作などによる自車の姿勢変化が存在するために、ピッチ角とロール角、カメラの高さによる見えの変動が発生する。このような見えの変動が、認識を困難にしている。

2.2 生成モデル

前節で述べたような認識対象とカメラとの幾何学的位置関係の変動に対処する手法は特に文字認識分野において、数多く提案されている [5]。本研究では、路面標示の実環境における見えの変動を生成モデルとして考慮することで道路平面画像中での路面標示をシミュレートする手法を考える。見えの変動の要因には上述したもの他にカメラ内部パラメータによるものが考えられる。これらに関しては従来研究 [7] によって考慮されているものと同様の生成モデルを用いる。本手法で考慮した 6 つの生成モデルを以下に挙げる。なお、路面標示は規格にそって印字されているものとし、形状と大きさは変化しないものとする。

(1) ヨー角回転モデル

道路平面上でのカメラ方向に対する路面標示の回転角 (ヨー角) に起因する車載カメラ映像中の路面標示の回転を考慮したもので、回転角 θ_y (rad) で表す。道路平面上の回転であるため、式 1 で表すことができる。ここで x, y は回転前の画像上の座標、 x', y' は回転後の画像上の座標を表す。 \mathbf{R}_{θ_y} は回転角 θ_y であるときの 2 次元回転行列である。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \mathbf{R}_{\theta_y}^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (1)$$

(2) ピッチ・ロール角回転モデル

車載カメラの姿勢変化を考慮したもので、回転角 θ_p, θ_r (rad) で表す。ヨー角回転モデルとは異なり、3 次元上の回転行列 $\mathbf{R}_{\theta_r}, \mathbf{R}_{\theta_p}$ を用いて、式 2 で表す。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \\ z' \end{bmatrix} = (\mathbf{R}_{\theta_r}, \mathbf{R}_{\theta_p})^{-1} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} \quad (2)$$

(3) 光学ぼけモデル

カメラの焦点ずれに起因するぼけを考慮したもので、ガウス関数を画像に畳み込むことで近似し、その強度 σ (pixel) をパラメータとする。

ぼかす前の画像を I 、ぼかした後の画像を I' 、ガウス関数を G とし、以下の式で光学ぼけを表す。

$$I' = I * G$$

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3)$$

(4) 切り出し位置ずれモデル

対象画像中から路面標示を切り出す際に切り出し位置がずれることがある。そのため、基準位置に対して水平方向、および、垂直方向の位置ずれを考慮し、 $\Delta t_x, \Delta t_y$ (pixel) で表す。

(5) スケーリングモデル

カメラ特性によって縦横比が変化することがある。そのため、水平方向、および、垂直方向のスケーリングを考慮し、 $\Delta s_x, \Delta s_y$ で表す。

(6) 低解像度モデル

遠方の路面標示をカメラで撮影した際の解像度の低下を考慮する。路面標示は道路平面上に存在するため、対象画像内の切り出す位置によって、低解像度化のレベルを表すパラメータ d を推定できる。解像度低下前の画像を I 、解像度低下後の画像を I' とし、低下後の画像を次式で表す。

$$I'(i, j) = \frac{1}{N} \sum_{x, y \in D(i, j)} I(x, y) \quad (4)$$

$$D(i, j) = \left\{ (x, y) \mid \frac{i}{d+1}w \leq x + \frac{w}{2} - \Delta x < \frac{i+1}{d+1}w, \right. \\ \left. \frac{j}{d+1}h \leq y + \frac{h}{2} - \Delta y < \frac{j+1}{d+1}h \right\}$$

ここで、 N は $D(i, j)$ に含まれる画素数である。

以上 6 の生成モデルを用いて学習画像を生成する際のパラメータをまとめたパラメータベクトル \mathbf{p} を式 5 で表す。

$$\mathbf{p} = \{\theta_y, \theta_r, \theta_p, \Delta t_x, \Delta t_y, \Delta s_x, \Delta s_y, \Sigma, d\} \quad (5)$$

生成モデルの適用は、ピッチ・ロール回転、ヨー回転、ぼけ、ぶれ、スケーリング、位置ずれの順に行う。低解像度モデルに関しては、それぞれ生成した画像を距離に合わせて低解像度化して用いる。

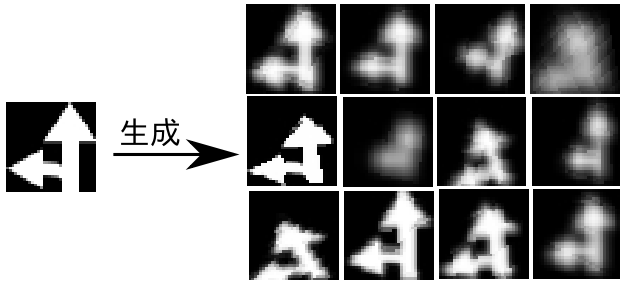


図 5: 生成した画像群の一例

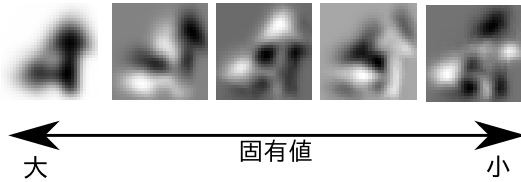


図 6: 固有ベクトル (上位 5 個)

2.3 学習画像の生成

前節で提案した生成モデルに基づき、学習画像の生成を行う。本稿では、生成パラメータの分布がそれぞれ正規分布であると仮定し、それらの平均と分散を設定する。そして、平均と分散を基に正規乱数を発生させることで生成パラメータを決定し、学習画像を生成する。図 5 に生成した画像群の例を示す。

2.4 部分空間の作成

生成した学習画像を用いて各路面標示クラスの部分空間を解像度毎に R 個ずつ作成する。部分空間は学習画像の画像特徴を低次元に近似したものであり、自己相関行列 (式 6) を固有ベクトル展開することで得られる。

$$\mathbf{X}_{m,r} = [\mathbf{x}_{m,1,r} \cdots \mathbf{x}_{m,N,r}] [\mathbf{x}_{m,1,r} \cdots \mathbf{x}_{m,N,r}] \quad (6)$$

ここで N はクラスごとに生成した学習画像の枚数とする。また、 $m (= 1, 2, \dots, M)$ はクラス番号、 $n (= 1, \dots, N)$ は n 番目の学習画像を表し、 r は $r (= 1, 2, \dots, R)$ 段階目の解像度の画像とする。この学習画像中の画像をラスタスキャン順に並べて 1 次元ベクトル化したものを $\mathbf{x}_{m,n,r}$ と表す。部分空間法では、このように求めた固有ベクトルのうち、固有値が大きい方から順に $L (\leq N)$ 個に対応する固有ベクトルから構成される部分空間を認識に用いる。実際に得られた固有ベクトル画像の例を図 6 に示す。

3. 路面標示認識

本稿では、車載カメラと道路平面の関係から事前に算出した射影変換行列を用いて道路平面画像を作成する。そして、道路平面画像中の路面標示領域を切り出す。路面標示領域は周辺の道路領域に比べて一般的に輝度が高いため、単純な 2 値化手法によって、抽出することを考える。はじめに、判別分析法 [8] によって道路平面画像全体の 2 値化を行う。その画像に対してラベリング処理を施し、画像の水平方向中心に近くに存在するものを候補領域として切り出す。そして、得られた領域を中心として領域の拡張を行い、路面標示が完全に含まれる最小の矩形

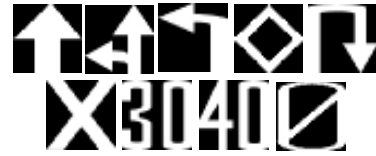


図 7: 路面標示 (正規化済)

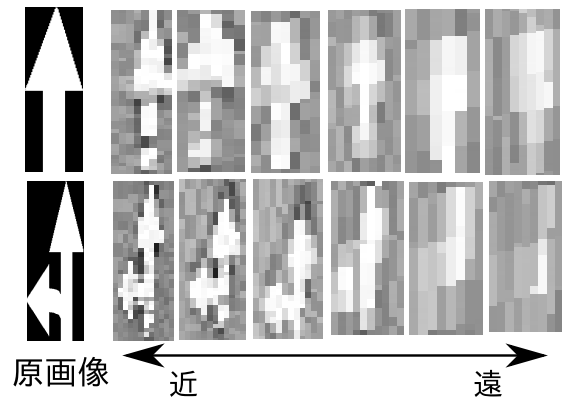


図 8: 認識対象の路面標示

領域を路面標示領域として求める。最後に 32×32 (pixel) の画像に正規化する。正規化した路面標示領域を入力として各クラス、各解像度の部分空間との類似度を以下の式で計算する。

$$s_m = \sum_{l=1}^L (\mathbf{u}_{m,r,l} \cdot \mathbf{y})^2 \quad (7)$$

各クラスに対して、入力路面標示領域と部分空間の類似度を計算し、最大の類似度を与えるクラスを認識結果とする。

4. 実験

提案手法を用いて、路面標示の認識実験を行う。今回は「直進」、「直進+左折」、「速度制限 30km」など 9 種類の路面標示を認識対象とした。これらの原画像を図 7 に示す。表 1 に示す生成モデルの各パラメータの平均と分散を用いて、これらの原画像から学習画像を生成し、部分空間を作成する。今回、この平均と分散は実験的に決定した。また、学習画像の数は 200 枚とし ($N = 200$)、解像度は 20 段階とした ($R = 20$)。

道路平面画像上から実際に切り出した路面標示 500 枚を認識の際の入力画像として使用した。入力された路面標示の例を図 8 に示す。今回は車載カメラの設置位置などの正確な情報がなかったため、車載カメラ画像から道路平面画像に変換するための射影変換行列は自車が正面を向いているときの車載カメラ画像中の白線上の点を基準として算出した平均を用いた。また、自車から路面標示までの距離に応じて路面標示画像を 3 グループに分け、全体、および、各グループごとの認識率を求めた。各グループは近い順にグループ $g (= 1, 2, 3)$ とし、図 9 にこれを表す。認識に用いる固有ベクトルは、固有値の大きさが上位 4 個に対応するものを使用した ($L = 4$)。学習・認識に関するパラメータを表 2 に示す。

比較手法として学習画像生成を行わずに各路面標示の原画像と入力画像との正規化相関に基づく認識手法を用いた。

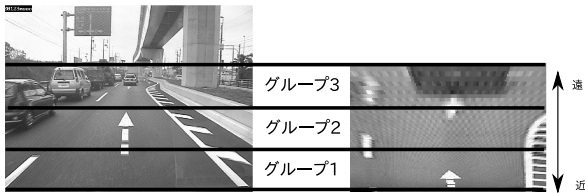


図 9: 距離に応じたグループ分け

4.1 実験結果

実験結果を表 3 に示す. 全体, および, それぞれのグループにおいて, 生成なしの場合よりも生成ありの提案手法の方が認識率が高いという結果となった. 特に遠距離における認識率が向上した.

4.2 考察

実験の結果から提案手法が実際の車載カメラ画像中の路面標示の認識に有効であることが確認できた. 特に遠方の見えの変動が大きい路面標示に対して提案手法が有効であるという傾向が見られた. しかし, 一方で提案手法を用いることで逆に認識を誤る例も見られた. そのような例を図 10 に示す. 図 10 は「直進+左」の路面標示であり, 生成なしの場合は「直進+左」と正しく認識されたのに対して, 生成ありの場合は「直進」と誤認識された. これは生成によって, クラス間の判別境界近くにあったものが誤ったクラスに近づいたことが原因だと考えられる. また, このような誤認識は必ずしも路面標示が遠方に存在している時に起こるとは限らず, 今回考慮しなかった見えの変動の要因によるものであると考えられる. そのため, この問

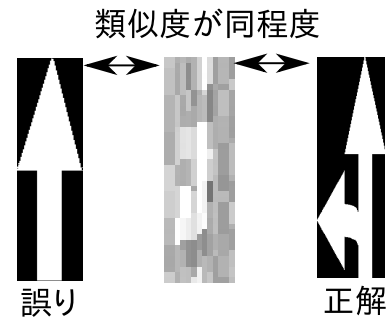
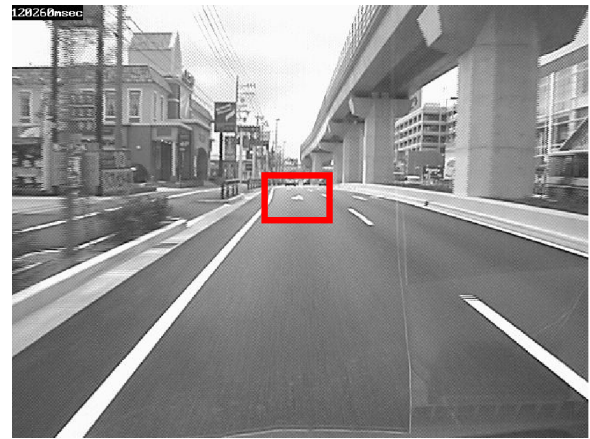


図 10: 認識誤り例

上図: 原画像

下図: 原画像赤枠内の路面標示と類似する路面標示

表 1: 生成パラメータの平均と標準偏差

	平均	標準偏差
θ_y	0 (rad)	0.087 (rad)
θ_p	0 (rad)	0.02 (rad)
θ_r	0 (rad)	0.01 (rad)
Δt_x	0 (pixel)	1.0 (pixel)
Δt_y	0 (pixel)	1.0 (pixel)
Δs_x	0	0.1
Δs_y	0	0.1
σ	2.0 (pixel)	2.0 (pixel)

表 2: 部分空間の学習に用いたパラメータ

クラス数 N	9 (クラス)
解像度の段階 R	20
学習画像の生成枚数 M	200 (枚)
固有ベクトルの数 L	4

表 3: 路面標示認識結果

各々認識率 (%), および, 正解数 (枚) / 全体数 (枚) を表す

	生成あり (提案手法)	生成なし (比較手法)
全体	92.2 (461/500)	89.4 (447/500)
グループ 1	92.0 (166/180)	89.9 (160/180)
グループ 2	90.9 (154/170)	91.1 (155/170)
グループ 3	94.0 (141/150)	88.0 (132/150)

題を解決するには, より適切な生成モデル, 生成パラメータの決定手法を検討することが必要である. さらに, グループ毎の認識率の違いから距離に応じて異なる生成パラメータを決定することで認識率を改善できると考えられる.

5. まとめ

カメラの路面標示の幾何学的位置関係の違いによる見えの変動をモデル化することにより射影変換パラメータに依存せずに路面標示を認識する手法を提案した. 実験の結果から提案手法が実際の車載カメラ画像中の路面標示の認識に有効であることが確認できた. 特に遠方の見えの変動が大きい路面標示に対して提案手法が有効であるという傾向が見られた.

今後の課題としては宝庫んでは考慮しなかった車載カメラの高さなどの見えの変動の原因に対応した生成モデルを検討する. また生成モデルの生成パラメータが適切でなかったため, 認識に失敗したものが存在した. よって, より適切な生成パラメータを求めることを検討する. さらに, 見えの変動のみでなく, 実環境において存在する路面標示そのものの欠け・かすれなどといった劣化を考慮した生成モデルを利用することを考えている.

謝辞

日頃より熱心に御討論頂く名古屋大学村瀬研究室諸氏に深く感謝する. 本研究の一部は文部科学省科学研究費補助金による. また, 本研究では画像処理に MIST ライブラリ

(<http://mist.suenaga.m.is.nagoya-u.ac.jp/>) を使用した.

文 献

- [1] Yuji Otsuka, Shoji Muramatsh, Hiroshi Takenaga, Yoshiaki Kobayashi, Tatsuhiko Monji, “Multitype lane markers recognition using local edge direction”, in Proc., 2002, IEEE Intelligent Vehicle Symposium, Versailles, France, vol.2, pp.604-609
- [2] 澤野 弘明, 岡田 稔, “Snakes による道路両端白線の両エッジ追跡法の諸問題”, 電子情報通信学会総合大会, D-12-57, pp.173, Mar., 2007
- [3] 三宅 智彌, 三矢 武法, 船橋 典克, 長坂 保典, 鈴木 宣夫, “道路上の標示認識と標示までの距離推定”, 信学技報, PRMU98-229, Feb., 1999
- [4] Yunchong Li, Kezhong He, and Peifa Jia, “Road Markers Recognition Based on Shape Information”, Proc., 2007 IEEE Intelligent Vehiccles Symposium Istanbul, Turkey, Jun., 2007
- [5] 黄瀬 浩一, 大町真一郎, 内田誠一, 岩村雅一, “カメラを用いた文字認識・文書画像解析の現状と課題”, 信学技報, PRMU2004-246, Mar, 2005
- [6] 村瀬 洋, ” 画像認識における生成型学習法”, 信学技報, PRMU2004-81, Sep., 2004
- [7] 石田 皓之, 高橋 友一, 目加田 慶人, 井手 一郎, 村瀬 洋, 榎本 光宏, “道路標識認識のための学習データ生成手法の検討”, MIRU2005, Jul., 2005
- [8] 大津 展之, “判別および最小 2 乗基準に基づく自動しきい値測定法”, 電子通信学会論文誌 (D), vol.J-163-D, no.4, pp.349-356, Apr., 1980
- [9] 佐藤 淳, “コンピュータビジョン-視覚の幾何学”, pp.42-79, コロナ社, 1999